ANEXO I

Normalización Topográfica

En el hemisferio norte, en regiones de topografía accidentada, la información espectral de la superficie puede ser modificada por el efecto topográfico, esto se debe a la posición del sol dada la hora en la que se toma la imagen por el satélite, teniendo como resultado que la intensidad de luz reflejada por las pendientes de exposición sur-sureste es más intensa que las pendientes de exposición norte-noroeste aunque sustenten el mismo tipo de vegetación. El flujo de luz solar incidente sobre un área dada alcanza su valor máximo cuando el área esta orientada de forma perpendicular a los rayos solares. Aunque existen algunas variaciones dependiendo del tipo de superficie y/o condiciones atmosféricas, invariablemente; a mayor cantidad de luz incidente sobre la superficie, mayor luz será reflejada de regreso hacia el espacio.

Dichos cambios en iluminación pueden ser mal interpretados como cambios en las características de los objetos sobre la superficie, resultando en interpretaciones y clasificaciones incorrectas, así como mapas erróneos.

Este efecto es fácilmente observado en la imagen de satélite Landsat-TM, mostrada en la figura 93, la cual fue tomada el 8 de marzo de 2000, a las 11:22 a.m. con un ángulo de elevación del sol de 51° 08' 43.61" sobre el horizonte y un azimut de 131° 54' 26.5" (41° 54' 26.5" SE). En ella se puede apreciar macizos montañosos con orientación NE-SW los cuales se caracterizan por mostrar píxeles brillantes en sus pendientes SE, y píxeles obscuros en sus pendientes NW. Aunque estas variaciones podrían ser importantes diferencias de vegetación entre exposiciones, es probable que el mismo tipo de vegetación se desarrolle en ambos lados. La mayor diferencia se manifiesta en la cantidad de luz disponible para cada exposición la cual es reflejada hacia el sensor.

Así tenemos que bosques de encino en pendientes NW son confundidos con bosques de pino en pendientes SE debido a que los valores de brillantes de sus píxeles son casi iguales o muy semejantes (figura 94).

Figura 93. Imagen Landsat del área de estudio

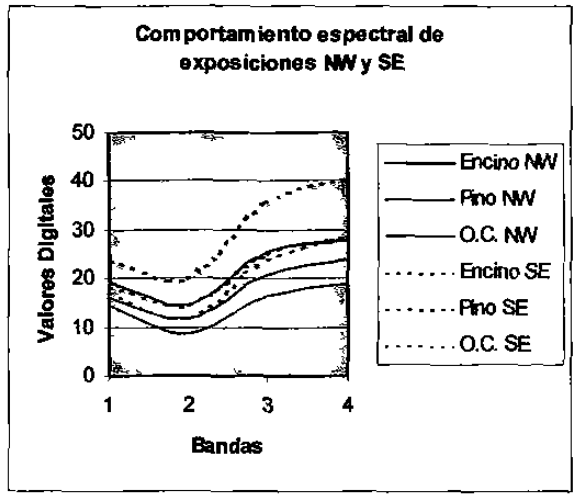

Figura 94. Confusión en patrones espectrales en tipos de vegetación con diferente exposición.

El efecto topográfico se manifestó en los primeros intentos por desarrollar sistemas de clasificación automatizados como los de Cicone en 1977 (citado por Holben y Justice, 1980) y Woodcock en 1980 (citado por Civco, 1989).

Uno de los primeros intentos en simular y cuantificar el efecto topográfico fue realizado por Holben y Justice en 1980, el cual consistió en medir la radianza espectral diferencial de una superficie uniforme de arena bajo variadas combinaciones de ángulos y pendientes. Ellos encontraron que la magnitud del efecto topográfico varía en función de la inclinación y azimut solar, así como de la exposición y pendiente del terreno. Basados en este estudio de simulación, se sugiere que el modelo para reducir el efecto topográfico debería ser desarrollado incorporando geometrías solares y terrestres. Más tarde, en 1981 ellos mismos propusieron estrategias sencillas para corregir imágenes de satélite con índices entre bandas.

Entre las investigaciones que intentaron explicar el efecto topográfico, especialmente en datos digitales multiespectrales Landsat y Spot, están las de Teillet en 1982 (citado por Leprieur, 1988), Kowalik en 1983, Shasby y Carneggie en 1986, May y Konyves en 1987 (citado por Franklin, 1994), Jones en 1988 y Kawata en 1988 (citado por Civco, 1989), Leprieur en 1988, Civco en 1989, Colby en 1991, Naugle en 1992, Reeder 1999, Tokola en 2001.

La mayoría de estos estudios intentaron evaluar y corregir el efecto negativo asociado al efecto topográfico, mediante la modificación de los valores de radianza superficial registrados por los sensores del satélite, apoyados en un modelo de relieve o iluminación.

Conese en 1993 trabajó con componentes principales, y Pouch y Campagna en 1990 mediante la dirección hiperesférica de coseno. Sin embargo, aunque estos métodos tuvieron buenos resultados, generalmente implicaron la pérdida de precisión e información estadística.

El término *Normalización Topográfica* fue utilizado por primera vez por Civco en 1989, el objetivo de su investigación fue el desarrollar una técnica que pudiera corregir la mayor cantidad posible del efecto topográfico presente en imágenes Landsat TM, mientras que al mismo tiempo, preservar las características espectrales de las escenas corregidas. Poniendo especial énfasis en remover este efecto de imágenes en condiciones de bajo ángulo de incidencia solar y topografía accidentada con cobertura forestal de bosques deciduos, donde el efecto topográfico es más pronunciado, permitiendo al analista clasificar los diferentes tipos de cobertura vegetal con menor confusión espectral y mayor precisión. La modificación no debe destruir cualquier información a cerca de la cobertura vegetal, solo debe corregir el efecto topográfico. Por tal motivo, cuando se realizan evaluaciones de cobertura vegetal mediante sensores remotos en zonas topográficamente accidentadas es importante realizar este tipo de procesos en el afán de mejorar la calidad del análisis y resultados, especialmente para manejo forestal.

A partir del modelo digital de elevación se generó un modelo de iluminación, con el objetivo de simular las condiciones de iluminación presentes en el área de estudio al momento de la adquisición de la escena Landsat ETM+ del 2000, definiendo las variables de posición solar mediante la definición de los ángulos de azimut y elevación sobre el horizonte.

Este valor consiste en el ángulo entre el vector de incidencia de luz solar y el vector normal a la superficie. Cuando este ángulo es pequeño o cercano al cero, el flujo de luz incidente será el máximo, dependiendo del incremento en el ángulo, el flujo de incidencia de luz disminuirá. La relación entre éste ángulo y

los valores de brillantez registrados en imágenes de satélite sugieren una correlación significativa que varía según la banda con la que se compare. Se calcula mediante el coseno del ángulo de incidencia de los rayos solares, y se apoya en la ley de coseno de geometría esférica (Sellers 1972, citado en Holben y Justice 1980), que se describe a continuación:

$$\gamma = \cos \theta o \cos \theta n + \operatorname{sen} \theta o \operatorname{sen} \theta n \cos (\phi n - \phi o)$$

Donde:

γ = coseno del ángulo entre el ángulo de incidencia solar y la normal de la superficie local

θo = ángulo zenital solar

θn = ángulo zenital de la normal a la superficie

ϕo = ángulo de orientación topográfica (exposición del terreno).

ϕn = ángulo de pendiente topográfica

Para el presente trabajo se utilizó el algoritmo que ofrece IMAGINE ERDAS 8.5 (ERDAS, 1999) cuya ecuación para el cálculo del ángulo de incidencia es la siguiente:

$$\cos i = \cos (90 - qs) \cos qn + \sin (90 - qs) \sin qn \cos (fs - fn)$$

Donde:

i = ángulo entre los rayos solares y la normal a la superficie

qs = ángulo de elevación del sol

fs = ángulo azimutal del sol

qn = ángulo de pendiente de cada elemento superficial (píxel)

fn = ángulo de exposición de cada elemento superficial (píxel)

Una vez que el ángulo de incidencia ha sido caracterizado para cada píxel en la escena o área de estudio, los valores de brillantez de cada píxel podrán ser modificados proporcionalmente.

Las ecuaciones hasta hoy desarrolladas, las cuales fueron evaluadas en el presente trabajo con el objetivo de determinar cual de ellas ofrece los mejores resultados en el área de estudio son:

- Modelo de Reflectancia de Lambert (LRM=Lambertian Reflactance Model).
- Modelo de Reflectancia No Lambert (NLRM = Non-Lambertian Reflactance Model).
- "backwards Minnaert correction" (BMC).
- modelo empírico desarrollado por Civco en 1989.

Modelo de Reflectancia de Lambert (LRM = Lambertian Reflactance Model)

El primer modelo es el de Superficie de Lambert, el cual se asume que la luz del sol es reflejada igualmente en todas direcciones después de interactuar con la vegetación superficial. Si esta suposición es correcta, entonces la brillantez aparente de un píxel con tipo de vegetación uniforme diferirá de la brillantez actual en una forma similar al área aparente y actual.

El valor de brillantez actual de un píxel dado puede entonces ser determinado tomando la brillantez aparente representada en la imagen de satélite original y dividiéndola entre el coseno de i (ángulo de incidencia de luz solar).

área del píxel = área aparente / cos i

ó

valor de brillantez normalizado = valor de brillantez observado / cos i

Modelo de Reflectancia No Lambert (NLRM = Non-Lambertian Reflactance Model)

Minnaert en 1961 propuso que la superficie observada no refleja la energía solar incidente uniformemente en todas direcciones. En cambio, formuló el modelo no lambert, el cual toma en cuenta variaciones en el terreno. Este modelo, aunque demanda más recursos de cómputo que el modelo de Lambert, puede presentar resultados más precisos. En el modelo de reflectancia No Lambert, la siguiente ecuación es utilizada para normalizar los valores de brillantes en la imagen (Colby, 1991; Smith *et al.*, 1980):

BV normal λ = (BV observado λ cos e) / (cosk i cosk e)

Donde:

BV normal λ = valores de brillantez normalizados

BV observado λ = valores de brillantez observados

cos i = coseno del ángulo de incidencia

cos e = coseno del ángulo de exitancia, o ángulo de pendiente

k = la constante de Minnaert empíricamente derivada

La constante k varía entre 0 y 1, donde el 1 representa un perfecto reflector de difusión, mientras que los valores menores representan la difusión anisotrópica específica de la escena. El valor de k para cada banda es determinado mediante una segunda ecuación, la cual calcula la regresión de un grupo de valores de brillantez observados en la imagen de satélite con valores conocidos de ángulo de inclinación de pendiente y ángulo de exposición, tomando en cuenta que todos los valores observados sean del mismo tipo de cobertura vegetal. El valor de k es la pendiente de la línea de regresión. (Hodgson y Seller, 1993):

log (BV observed λ cos e) = log BV normal λ + k log (cos i cos e)

Despejando:

$$k = \frac{\log(\text{BV observed } \lambda \cos e) - \log \text{BV normal } \lambda}{\log(\cos i \cos e)}$$

Backwards Minnaert Correction (BMC)

El tercer método es citado por Smith, *et al.* (1980) y utiliza un principio desarrollado por Minnaert en 1941 usado para el análisis de la superficie lunar. Este método permite a la superficie favorecer la dispersión de ciertas direcciones de reflejo sobre otras, a diferencia del perfecto reflector de difusión asumido por la corrección de Lambert. Su ecuación es:

$$L_A = L \cdot \cos^k(i) \cdot \cos^{k-1}(e)$$

Donde:

L_A = Valores de brillantez corregidos

L = Valores de brillantez NO corregidos

i = angulo de incidencia

e = angulo de exitancia (pendiente)

k = constante de Minnaert (0 → 1)

La Constante de Minnaert (*k*) puede ser calculada mediante la regresión de un grupo de valores de brillantez observados en la imagen Landsat con valores de exposición y pendiente conocidos. El valor de *k* es la pendiente de la línea de regresión. (Hodgson y Séller, 1993). La ecuación es la siguiente:

$$\log (BV_{observado\,\lambda} \cos e) = \log BV_{normal\,\lambda} + k \log (\cos i \cos e)$$

Ecuación empírica de Civco

Otro de los modelos probados fue el desarrollado por Civco en 1989, el cual se basa en una ecuación empírica que busca remover la mayor cantidad del efecto topográfico en imágenes Landsat TM y al mismo tiempo conservar las características espectrales generales de la escena corregida. La ecuación utilizada fue:

$$\delta DN_{\lambda ij} = DN_{\lambda ij} + (DN_{\lambda ij} * ((\mu_k - X_{ij}) / \mu_k)$$

Donde:

$\delta DN_{\lambda ij}$ = Valores de radianza normalizada para el $pixel_{ij}$ en la banda λ.

$DN_{\lambda ij}$ = Valores de radianza originales para el $pixel_{ij}$ en la banda λ.

μ_k = Valor de la media del modelo de iluminación

X_{ij} = Valor de iluminación para el $pixel_{ij}$

En un esfuerzo por reducir el efecto topográfico, el autor deriva *empíricamente un coeficiente de calibración*, el cual fue determinado comparando respuestas espectrales de píxeles de bosque decíduo, en pendientes norte y sur. Para el cual elabora la siguiente ecuación:

$$C_\lambda = [(\mu_\lambda - N_\lambda)/(((\mu_\lambda - N_\lambda)-(\mu_\lambda - N'_\lambda))+((\mu_\lambda - S_\lambda)/((\mu_\lambda - S_\lambda)-(\mu_\lambda - S'_\lambda))]/2$$

Donde:

C_λ = coeficiente de corrección para la banda λ

μ_λ = media global del bosque deciduo

N_λ = media de valores no calibrados en pendientes al norte

N'_λ= media de valores calibrados en la primer fase en pendientes al norte
S_λ = media de valores no calibrados en pendientes al sur
S'_λ = media de valores calibrados en la primer fase en pendientes al sur

Este coeficiente de corrección (C_λ) se aplica en la ecuación de la siguiente forma:

$$\delta DN_{\lambda ij} = DN_{\lambda ij} + (DN_{\lambda ij} * ((\mu_k - X_{ij}) / \mu_k) * C_\lambda)$$

Como puede observarse, el coeficiente empírico de Civco es calculado sólo para el tipo de vegetación de bosque decíduo. Para el caso particular del Ejido Pueblo Nuevo y en general para muchas otras áreas forestales con gran variedad de comunidades vegetales mezcladas en una misma escena Landsat, esto implicaría la elaboración de coeficientes por tipo de vegetación, o coeficientes promedios de la imagen a analizar.

Por esta razón y en base a los trabajos anteriores, en especial el de Smith 1980, se retoma el cálculo de la constante de Minnaert, la cual es calculada entre los valores de brillantez de cada una de las cuatro bandas de la imagen Landsat MSS, contra los valores de brillantez del modelo de iluminación. Los valores de la pendiente de dichas regresiones se muestran a continuación:

Constante de Minaert para cada banda (k_λ)

Banda1	0.57099
Banda2	0.57853
Banda3	0.69805
Banda4	0.69127

Propuesta de modificación al modelo de Civco

Se propone la sustitución del coeficiente de corrección empírico del modelo de Civco (C_λ), para ser reemplazado por los valores calculados del coeficiente de Minnaert (k_λ) y ser aplicados a cada banda de la imagen. Resultando en la siguiente formula:

$$\delta DN_{\lambda ij} = DN_{\lambda ij} + (DN_{\lambda ij} * ((\mu_k - X_{ij}) / \mu_k) * k_\lambda)$$

Donde:

$\delta DN_{\lambda ij}$ = Valores de radianza normalizada para el $pixel_{ij}$ en la banda λ.

$DN_{\lambda ij}$ = Valores de radianza originales para el $pixel_{ij}$ en la banda λ.

μ_k = Valor de la media del modelo de iluminación

X_{ij} = Valor de iluminación para el $pixel_{ij}$

$k\lambda$ = constante de Minnaert modificada en la banda λ $(0 \rightarrow 1)$

Con el objetivo de comparar el resultado final de la corrección del efecto topográfico en la clasificación de la imagen Landsat, se procesaron las imágenes original y normalizada mediante estadísticas supervisadas, definiendo un total de 9 tipos de uso de suelo y cobertura vegetal, estableciéndose polígonos de entrenamiento y de validación, los cuales fueron aplicados a las dos imágenes. Mediante el algoritmo de máxima verosimilitud. La evaluación de los resultados obtenidos se hizo mediante una matriz de confusión para determinar la precisión de clasificación de ambas imágenes.

Resultados de los modelos de normalización topográfica evaluados:

El **modelo de reflectancia de Lambet,** muestra (figura 95) una excesiva tendencia a sobre corregir los valores de exposiciones NW, siendo no satisfactoria. Además, los valores calculados son muy elevados y distorsionan severamente la integridad de la imagen (tablas 47 y 48), en las que se compara los valores de la imagen original y el resultado de este modelo.

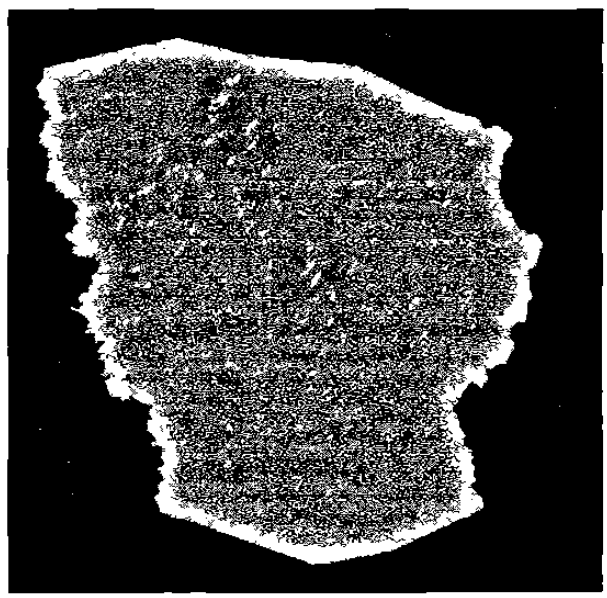

Figura 95. Resultado del Modelo de Lambert

Original	Banda1	Banda2	Banda3	Banda4
Media	20	15	28	32
Máxima	79	70	69	71
Desv.Std	3.986	5.297	8.3	10.15

Tabla 32. Valores de imagen original

LRM	Banda1	Banda2	Banda3	Banda4
Media	344	265	338	416
Máxima	601,743	56,673	41,851	52,516
Desv.Std	2,405.46	1,995.33	1,473.79	1,958.85

Tabla 33. Valores del modelo Lambertian

El principio de este modelo, "la luz solar es reflejada igualmente en todas direcciones", no resultó del todo aplicable para las condiciones de esta área.

La aplicación del método de **No Lambert** (NLM) (figura 96), visualmente presenta una mejor apariencia que el modelo de Lambert, pero continúa de forma muy marcada la sobrecorrección de las pendientes con orientación NW, además de que los valores de brillantes continúan muy altos (mayores de 255), y una desviación estándar muy elevada (tabla 49).

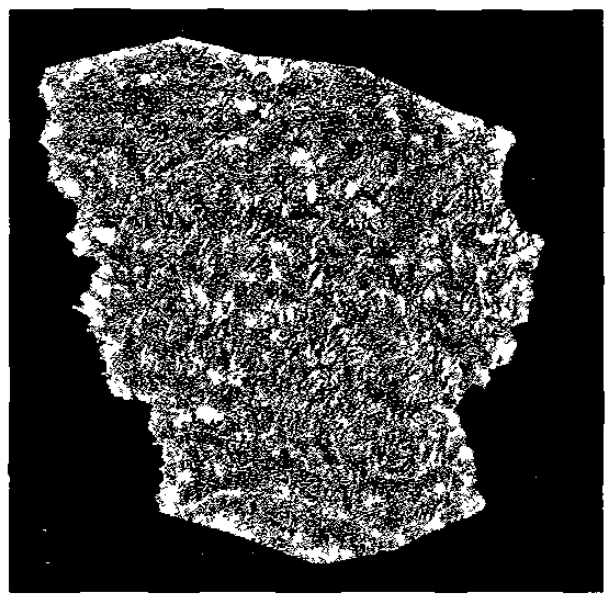

Figura 96. Resultado del Modelo No Lambert

NLRM	Banda1	Banda2	Banda3	Banda4
Media	27	19	39	44
Máxima	727	733	1,959	2,155
Desv.Std	16.983	10.212	30.42	31.38

Tabla 34. Valores del modelo No Lambert

El método de **backwards Minnaert correction** (Smith *et al*, 1980) muestra valores estadísticos aceptables (tabla 50), visualmente resulta en una muy ligera o carente corrección. La imagen es muy semejante a la original, sin embargo, se aprecia distorsión de los valores espectrales (figura 97).

Figura 97. Resultado del Modelo de Smith

BMC	Banda1	Banda2	Banda3	Banda4
Media	17	13	22	25
Máxima	59	65	63	74
Desv.Std	5.625	5.872	9.973	11.769

Tabla 35. Valores del modelo de Smith

En el **modelo empírico de Civco**, la información resultante muestra una notable normalización de la imagen y sus valores estadísticos (figura 98). Sin embargo, todavía persiste aunque de forma muy ligera la sobrecorrección de valores en zonas NW, y la subvaluación espectral en exposiciones SE.

Sus valores estadísticos son muy aceptables ya que se reduce significativamente la desviación estándar comparado con modelos anteriores (tabla 51).

Propuesta de modificación al modelo de Civco

Por último, se propone una modificación al modelo de Civco, sustituyendo el coeficiente de corrección por la constante de Minnaert. Dicha modificación muestra como resultado final una imagen de apariencia carente de relieve, aunque no se ha removido la totalidad de las sombras dadas las condiciones de pendiente tan pronunciadas en el área de estudio (figura 99).

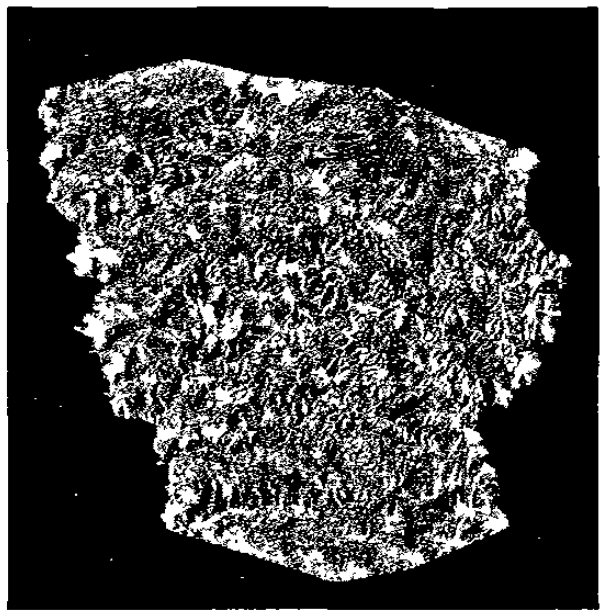

Figura 98. Resultado del Modelo de Civco

EDCA1	Banda1	Banda2	Banda3	Banda4
Media	12	14	26	30
Máxima	85	63	84	96
Desv.Std	3.485	4.448	7.039	8.611

Tabla 36. Valores del modelo de Civco

Sin embargo, sus valores estadísticos (tabla 52) muestran la más baja variación dentro de la imagen por efecto topográfico (figura 100), la cual compara la variabilidad de los datos por banda y por método de normalización topográfica.

En la clasificación de la imagen original (figura 101) es notable el problema de diferenciación entre las selvas bajas caducifolias y comunidades de pino y pino-encino. El efecto topográfico está presente incluso en la clasificación, pues puede observarse la rugosidad del terreno. La validación de la clasificación sólo alcanza un 79.69% de confiabilidad y contiene un 2.52% de sombras (tabla 53).

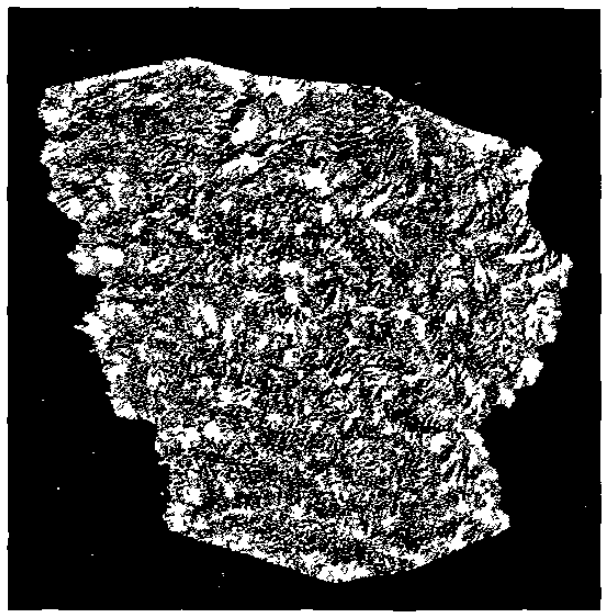

Figura 99. Resultado del modelo modificado de Civco.

EDCA2	Banda1	Banda2	Banda3	Banda4
Media	12	15	27	31
Máxima	79	62	71	82
Desv.Std	3.215	4.278	6.358	7.963

Tabla 37. Valores del modelo modificado de Civco

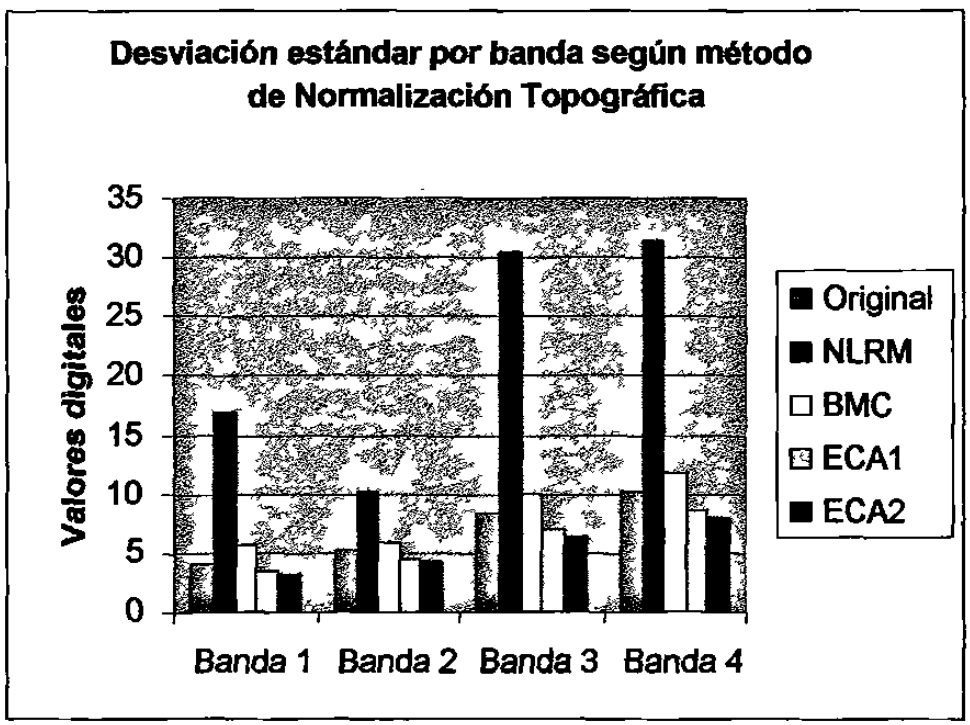

Figura 100. Comparación de Desviaciones Estándar de modelos aplicados

La clasificación de la imagen normalizada (figura 102) presenta una mejor discriminación entre clases y queda demostrado en el porcentaje de confiabilidad del 96.58%. Sin embargo, aún quedan zonas sombreadas debido a lo accidentado del terreno, donde la incidencia lumínica solo se presenta por luz difusa en la atmósfera o de pendientes vecinas, intensidades demasiado débiles para ser captados por los sensores remotos.

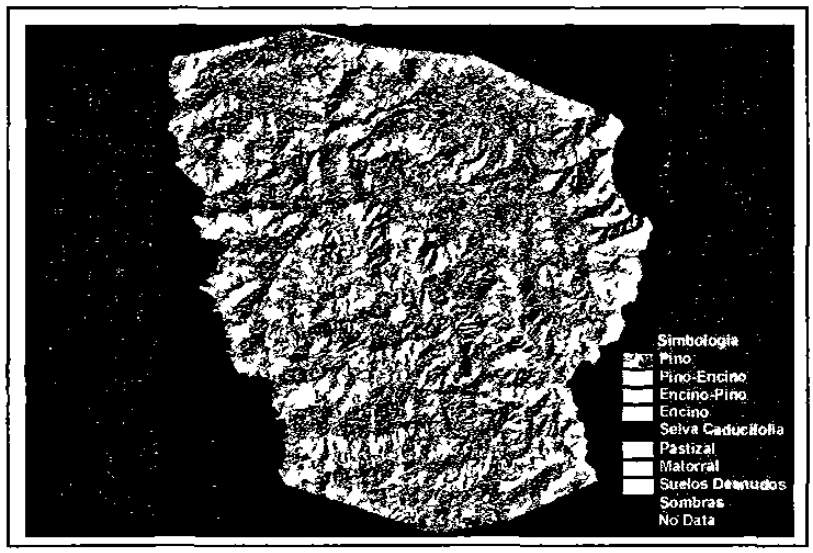

Figura 101. Clasificación Imagen Original

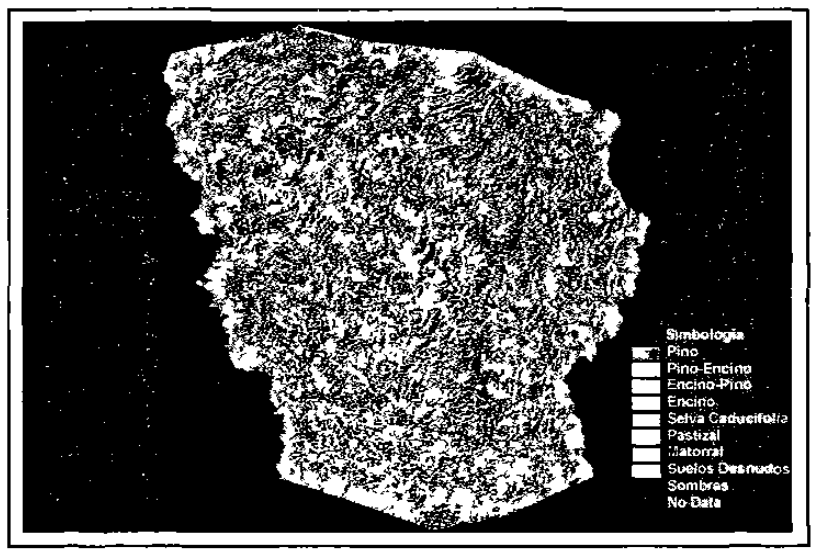

Figura 102. Clasificación Imagen Normalizada

Tipo de Vegetación y Uso de Suelo	Imagen Normalizada		Imagen Original	
	Has.	**%**	**Has.**	**%**
Pino	95,680	40	92,379	38
Pino-Encino	30,550	13	22,336	9
Encino-Pino	13,345	6	12,834	5
Encino-Pino	55,789	23	48,321	20
Selva Baja Caduc.	8,678	4	7,852	3
Pastizal	17,246	7	23,273	10
Matorral	12,862	5	19,262	8
Suelos Desnudos	1,732	1	8,339	3
Sombras	4,771	2	6,056	3
Superf. Total	240,651		240,651	
% de Confiabilidad	96.58		79.69	

Tabla 38. Valores comparativos entre clasificaciones

ANEXO II

Integración de Información Dasocrática

Con el objetivo de determinar qué tipo de vegetación y usos de suelo están presentes en el área de estudio (clases informacionales), se integró la información dasocrática y de manejo generada por los prestadores de servicios técnicos forestales del ejido Pueblo Nuevo.

Para la integración de esta última información, se digitalizaron treinta y un cartas dasocráticas existentes, las cuales fueron rasterizadas en un escáner de rodillos de 36 pulgadas de ancho, generando archivos en blanco y negro, en formato PCX. Posteriormente fueron vectorizados, convirtiéndolos a formato DXF de Auto-CAD®. Finalmente, cada uno de ellos fue importado a formato vector de Arc_Info 7.2.1, para luego ser georreferenciados y proyectados de acuerdo a los parámetros preestablecidos, e integrados a un mosaico de toda el área de estudio.

La información fue revisada y corregidos los errores de cierre de polígonos encontrados a lo largo de las líneas de unión entre cartas. A continuación se archivaron los cambios y se construyó la topología de la cobertura dasocrática, para luego etiquetar cada uno de los polígonos, con su número de "rodal" y "subrodal" anterior, concatenando estos campos para generar un tercero denominado "código", consistente en tres dígitos para rodal y tres para subrodal.

Debido a algunas inconsistencias y errores encontrados en dicha información, éstas fueron documentadas y reportadas a los prestadores de servicios técnicos forestales, los cuales llegaron a la decisión de hacer modificaciones en algunos trazos, subdivisión de algunos polígonos y una nueva re-numeración de los subrodales. Para lo cual se agregaron tres nuevos campos a la base de datos, para los nuevos números de "rodal", "subrodal", y número integrado o "código". Como resultado final, se generaron un total de 14,092 polígonos de subrodales, agrupados en 1,405 rodales, de los cuales sólo 4,580 son subrodales de producción.

La información de manejo generada a partir del análisis de información de campo, registrada en la elaboración del inventario forestal ejidal de 1996, se encontraba en formato SPF, el cual es una aplicación diseñada para su captura y análisis, cuyos resultados fueron reportados en un total de nueve documentos

diferentes, de entre los cuales se seleccionaron solo seis para evitar repetición de variables (tabla 54).

Reporte No.	Descripción
3	Número de sitios, intensidad y error del muestreo del inventario de manejo.
5	Características ecológicas.
6	Característica silvícolas – dasométricas por piso y grupo de especies.
8	Determinación del método de tratamiento.
9	Cálculos de incrementos.
10A	Cálculo de posibilidad de pino y encino por subrodal, serie y área de corta.

Tabla 39. Reportes seleccionados para su integración al SIG Forestal.

La integración de información seleccionada generó una base de datos con la siguiente estructura: (tablas 55 a 67).

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
1	A_CORTA	Año	Numérico	0	AREA DE CORTA
2	RODAL	No.	Texto		RODAL
3	SBR_ACT	No.	Texto		SUBRODAL ACTUAL
4	SBR_ANT	No.	Texto		SUBRODAL ANTERIOIR
5	SUPERFICIE	M2	Numérico	2	SUPERFICIE
6	SUP_CALC	M2	Numérico	2	SUPERFICIE CALCULADA
7	HAS_CALC	Hectáreas	Numérico	4	HECTAREAS CALCULADAS

Tabla 40. Topología de subrodales.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
8	U_HIDRO	Clave	Texto		UNIDAD HIDROLOGICA
9	CUENCA	Clave	Texto		CUENCA
10	SUBCUEN	Clave	Texto		SUBCUENCA
11	MICROCUEN	Clave	Texto		MICROCUENCA
12	SUBMICRO	Clave	Texto		SUBMICROCUENCA
13	CLAVE_HIDRO	Clave	Texto		CLAVE HIDROLOGICA

Tabla 41. Información hidrológica.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
14	LONG_CAM	Metros	Numérico	2	LONGITUD DE CAMINOS
15	DENS_CAM	M/Ha.	Numérico	2	DENSIDAD DE CAMINOS
16	LONG_CAU	Metros	Numérico	2	LONGITUD DE CAUCES
17	DENS_CAU	M/Ha.	Numérico	2	DENSIDAD DE CAUCES

Tabla 42. Información para segregaciones.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
18	VEGETACION	Tipo	Texto		TIPO DE VEGETACION
19	CONDICION	Tipo	Texto		CONDICION
20	No_SITIOS	No.	Numérico	0	NUMERO DE SITIOS
21	SUP_MUE	Hectáreas	Numérico	2	SUPERFICIE MUESTREADA
22	INT_MUE	%	Numérico	2	INTENSIDAD DE LA MUESTRA
23	ERROR	%	Numérico	2	ERROR

Tabla 43. Parámetros del inventario.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
24	ASNM	Metros	Numérico	0	ALTURA SOBRE EL NIVEL DEL MAR
25	ASNM_CAL	Metros	Numérico	0	ALTURA SOBRE EL NIVEL DEL MAR CALCULADA
26	PEND	%	Numérico	2	PENDIENTE
27	PEND_CAL	%	Numérico	2	PENDIENTE CALCULADA
28	EXPO	No.	Numérico	0	EXPOSICION
29	EXPO_CAL	Orientación	Texto		EXPOSICION CALCULADA

Tabla 44. Información Topográfica.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
30	COMPACT	Índice	Numérico	0	COMPACTACION DEL SUELO
31	TEXTURA	Índice	Numérico	0	TEXTURA DEL SUELO
32	MAT_PRED	Índice	Numérico	0	MATERIAL PREDOMINANTE DEL SUELO
33	MO	Índice	Numérico	0	CAPA DE MATERIA ORGANICA
34	OCO	Índice	Numérico	0	CAPA DE OCOCHAL O BARBASCA
35	U_ACT_S	Índice	Numérico	0	USO ACTUAL DE SUELO
36	U_AGRO	Índice	Numérico	0	USO AGRICOLA
37	U_PEC	Índice	Numérico	0	USO PECUARIO
38	ERO_LAM	Índice	Numérico	0	EROSION LAMINAR
39	ERO_CANA	Índice	Numérico	0	EROSION EN CANALILLOS
40	ERO_CARCA	Índice	Numérico	0	EROSION EN CARCAVAS
41	ERO_ANTRO	Índice	Numérico	0	EROSION ANTROPOGENICA
42	D_INFRA	Índice	Numérico	0	DAÑOS A LA INFRAETSRUCTURA
43	FISIO	Índice	Numérico	0	FISIOGRAFIA DEL SITIO
44	CL_PEND	Índice	Numérico	0	CLASIFICACION DE PENDIENTE
45	CL_ERODA	Índice	Numérico	0	CLASIFICACION DE ERODABILIDAD
46	CL_ERO_C	Índice	Numérico	0	CLASIFICACION DE EROSION CRITICA
47	CL_ERO_LAM	Índice	Numérico	0	CLASIFICACION DE EROSION LAMINAR
48	CL_ERO_ANTRO	Índice	Numérico	0	CLASIFICACION DE EROSION ANTROPOGENICA
49	CL_AGRO_PEC	Índice	Numérico	0	CLASIFICACION DE USO AGRICOLA + PECUARIO
50	CL_SED	Índice	Numérico	0	CLASIFICACION DE SEDIMENTACION
51	CL_D_INFRA	Índice	Numérico	0	CLASIFICACION DE DAÑOS A LA INFRAESTRUCTURA
52	IND_DET	Índice	Numérico	0	INDICE DE DETERIORO

Tabla 45. Información edafológica.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
53	IND_SITIO	Indice	Numérico	2	INDICE DE SITIO
54	COB_COPA	%	Numérico	2	COBERTURA DE COPAS
55	PISO		Texto		PISO
56	COMP_P	%	Numérico	0	COMPOSICION DE PINO
57	COMP_E	%	Numérico	0	COMPOSICION DE ENCINO
58	COMP_OC	%	Numérico	0	COMPOSICION DE OTRAS CONIFERAS
59	COMP_HO	%	Numérico	0	COMPOSICION DE HOJOSAS
60	SPP_DOM	Especie	Texto		ESPECIE DOMINANTE
61	EDAD	Años	Numérico	0	EDAD
62	ALT_DOM	Metros	Numérico	2	ALTURA DOMINANTE
63	FACT_COMP	%	Numérico	2	FACTOR DE COMPETENCIA DE COPAS
64	NIV_PROD	Categoría	Texto		NIVEL DE PRODUCTIVIDAD

Tabla 46. Tipificación dasocrática del subrodal.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
65	DQ_P	Centímetros	Numérico	2	DIAMETRO CUADRATICO DE PINO
66	ALT_M_P	Metros	Numérico	2	ALTURA MEDIA DE PINO
67	NUM_P	Arbol/Ha.	Numérico	0	NUMERO DE PINOS POR HECTAREA
68	AB_P	M2/Ha.	Numérico	2	AREA BASAL POR HECTAREA DE PINO
69	VOL_P	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN DE PINO
70	VOL_SANO	%	Numérico	2	VOLUMEN DE PINO SANO
71	ERT_P	M3/Ha.	Numérico	2	EXISTENCIAS REALES TOTALES DE PINO
72	VMM_P	M3	Numérico	2	VOLUMEN DE MADERAS MUERTAS DE PINO
73	INT_COR_P	%	Numérico	2	INTENSIDAD DE CORTA DE PINO
74	REM_P	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN DE REMOCION DE PINO
75	POSIB_P	M3	Numérico	2	POSIBILIDAD DE PINO
76	RESI_P	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN RESIDUAL DE PINO
77	VOL_TOC	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN DE TOCONES
78	ER_ANT	M3/Ha.	Numérico	2	EXISTENCIAS REALES ANTERIORES DE PINO
79	ER_PROY	M3/Ha.	Numérico	2	EXISTENCIAS REALES PROYECTADAS DE PINO
80	RECUPERA	%	Numérico	2	PORCENTAJE DE RECUPERACION

Tabla 47. Características dasocráticas de Pino.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
81	DQ_Q	Centimetros	Numérico	2	DIAMETRO CUADRATICO DE ENCINO
82	ALT_M_Q	Metros	Numérico	2	ALTURA MEDIA DE ENCINO
83	NUM_Q	Arbol/Ha.	Numérico	0	NUMERO DE ENCINOS POR HECTAREA
84	AB_Q	M2/Ha.	Numérico	2	AREA BASAL POR HECTAREA DE ENCINO
85	VOL_Q	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN DE ENCINO
86	ERT_Q	M3/Ha.	Numérico	2	EXISTENCIAS REALES TOTALES DE ENCINO
87	VMM_Q	M3	Numérico	2	VOLUMEN DE MADERAS MUERTAS DE ENCINO
88	INT_COR_Q	%	Numérico	2	INTENSIDAD DE CORTA DE ENCINO
89	REM_Q	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN DE REMOCION DE ENCINO
90	POSIB_Q	M3	Numérico	2	POSIBILIDAD DE ENCINO
91	RESI_Q	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN RESIDUAL DE ENCINO

Tabla 48. Características dasocráticas de Encino.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
92	DQ_OC	Centimetros	Numérico	2	DIAMETRO CUADRATICO DE OTRAS CONIFERAS
93	ALT_M_OC	Metros	Numérico	2	ALTURA MEDIA DE OTRAS CONIFERAS
94	NUM_OC	Arbol/Ha.	Numérico	0	NUMERO DE OTRAS CONIFERAS POR HECTAREA
95	AB_OC	M2/Ha.	Numérico	2	AREA BASAL POR HECTAREA DE OTRAS CONIFERAS
96	VOL_OC	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN DE OTRAS CONIFERAS
97	ERT_OC	M3/Ha.	Numérico	2	EXISTENCIAS REALES TOTALES DE OTRAS CONIFERAS
98	VMM_OC	M3	Numérico	2	VOLUMEN DE MADERAS MUERTAS DE OTRAS CONIFERAS
99	INT_COR_OC	%	Numérico	2	INTENSIDAD DE CORTA DE OTRAS CONIFERAS
100	REM_OC	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN DE REMOCION DE OTRAS CONIFERAS
101	POSIB_OC	M3	Numérico	2	POSIBILIDAD DE OTRAS CONIFERAS
102	RESI_OC	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN RESIDUAL DE OTRAS CONIFERAS

Tabla 49. Características dasocráticas de Otras Coníferas.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
103	DQ_OH	Centimetros	Numérico	2	DIAMETRO CUADRATICO DE OTRAS HOJOSAS
104	ALT_M_OH	Metros	Numérico	2	ALTURA MEDIA DE OTRAS HOJOSAS
105	NUM_OH	Arbol/Ha.	Numérico	0	NUMERO DE OTRAS HOJOSAS POR HECTAREA
106	AB_OH	M2/Ha.	Numérico	2	ARAE BASAL POR HECTAREA DE OTRAS HOJOSAS
107	VOL_OH	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN DE OTRAS HOJOSAS
108	ERT_OH	M3/Ha.	Numérico	2	EXISTENCIAS REALES TOTALES DE OTRAS HOJOSAS
109	VMM_OH	M3	Numérico	2	VOLUMEN DE MADERAS MUERTAS DE OTRAS HOJOSAS
110	INT_COR_OH	%	Numérico	2	INTENSIDAD DE CORTA DE OTRAS HOJOSAS
111	REM_OH	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN DE REMOCION DE OTRAS HOJOSAS
112	POSIB_OH	M3	Numérico	2	POSIBILIDAD DE OTRAS HOJOSAS
113	RESI_OH	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN RESIDUAL DE OTRAS HOJOSAS

Tabla 50. Características dasocráticas de Otras Hojosas.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
114	ER_HA_PM	M3/Ha.	Numérico	2	EXISTENCIAS POR HECTAREA DE PINO MUERTO
115	ER_TOT_PM	M3	Numérico	2	EXISTENCIAS TOTALES DE PINO MUERTO
116	INT_COR_PM	%	Numérico	2	INTENSIDAD DE CORTA DE PINO MUERTO
117	REM_PM	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN DE REMOCION DE PINO MUERTO
118	POSIB_PM	M3	Numérico	2	POSIBILIDAD DE PINO MUERTO
119	RESI_PM	M3/Ha.	Numérico	2	VOLUMEN RESIDUAL DE PINO MUERTO

Tabla 51. Características dasocráticas de Pino Muerto.

No.	Nombre	Unidades	Tipo	Decimales	Descripción
120	IMA	M3/Ha./Año	Numérico	2	INCREMENTO MEDIO ANNUAL
121	IMA_TOTAL	M3/Año	Numérico	2	INCREMENTO MEDIO ANNUAL TOTAL
122	ICA	M3/Ha./Año	Numérico	2	INCREMENTO CORRIENTE ANNUAL
123	ICA_TOTAL	M3/Año	Numérico	2	INCREMENTO CORRIENTE ANNUAL TOTAL
124	IND_DENSI	%	Numérico	0	INDICE DE DENSIDAD DE REINEKE
125	MT		Texto		TRATAMIENTO
126	TRAT		Texto		TRATAMIENTO SILVICOLA

Tabla 52. Incrementos, Densidades y Tratamientos.

ANEXO III

Métodos alternos para evaluación de Cobertura Vegetal

Algunos investigadores han desarrollado métodos para determinar la cantidad de vegetación presente por píxel minimizando el efecto topográfico. Entre los métodos más comunes está el desarrollo de índices, tales como:

- Índices de vegetación
- Análisis de Componentes Principales
- Tasseled Cap

Durante la fotosíntesis, las plantas convierten la luz de sol, agua y dióxido de carbono en nuevos materiales para la planta y oxígeno. Debido a que la luz es un componente clave en el proceso fotosintético, mediante percepción remota es posible evaluar su estatus.

Las longitudes de onda de espectro visible son preferentemente absorbidas por las plantas, siendo la luz azul y roja de mayor impacto en la fotosíntesis y vigor de la misma, la luz verde también es absorbida pero en menor cantidad.

Materiales estructurales no fotosintéticos dentro de la planta, reflejan un porcentaje significativo del infrarrojo de la energía incidente. De tal forma que, los datos más interesantes pueden ser encontrados en las regiones espectrales del visible, infrarrojo cercano e infrarrojo medio (figura 103).

El espectro de la luz reflejada por la vegetación se presenta en dos formas: vegetación verde y húmeda (fotosintética) o vegetación seca (no fotosintética), pero entre estos dos puntos existe un amplio y continuo rango de gradación. Debido a que las plantas están hechas de los mismos componentes básicos, su espectro aparece generalmente similar.

Así, la relación o diferencia entre dos bandas espectrales a ambos lados de los 750 nm resultará en una medida de la cantidad de follaje presente. Las bandas usualmente seleccionadas se centran en la sección roja del espectro a 600nm y en la del infrarrojo cercano a 870nm. Los índices de vegetación involucran éstas dos bandas.

Lyon (1998) comparó siete índices de vegetación para detectar cambios de cobertura vegetal en Chiapas, México. Reportando que los valores de Indice

de Diferencia Normalizada de Vegetación (NDVI) fueron muy poco afectados por los factores topográficos y fue el único índice que mostró distribución normal en sus histogramas.

Cambios en la cobertura vegetal o biomasa pueden ser detectados mediante el análisis de los valores de NDVI de fechas diferentes (NDVI diferencial) (Hayes y Sader, 2001). A mayor valor de NDVI, mayor densidad, biomasa o cobertura vegetal.

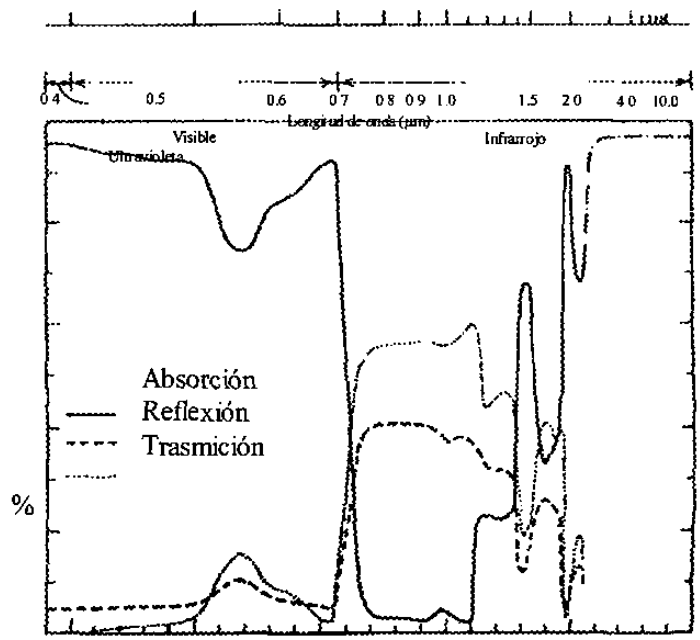

Figura 103. Espectro electromagnético de Populus deltoides.

Índices de vegetación:

Un índice de vegetación es un número que es generado por la combinación de algunas bandas de sensores remotos y presente relaciones con la cantidad de vegetación en un píxel dado de la imagen.

Los índices que se han desarrollado son:

RVI = Ratio vegetation index

Descrito por Jordan (1969). Este es el índice mas ampliamente calculado, aunque muy raramente se le ha escuchado como un índice de vegetación. Una practica común en percepción remota es el uso de relaciones de bandas para eliminar varios efectos de albedo. Mucha gente usa la relación de infrarrojo cercano (NIR) y rojo como el componente de vegetación de la escena, y este es de hecho el RVI

Ecuación: RVI = NIR / rojo

NDVI = Índice de Diferencia Normalizada de Vegetación

Este índice se atribuye a Rouse (1973), pero el concepto de índice de diferencia normalizada fue primero presentada por Kriegler (1969). Cuando la gente dice índice de vegetación, este es al que típicamente se refiere.

Este índice tiene la ventaja de variar en un rango de -1 a 1, mientras que el rango de RVI varia de 0 a infinito. RVI y NDVI son funcionalmente equivalentes y se relacionan uno con otro mediante la siguiente ecuación:

Ecuación: NDVI = (RVI - 1) / (RVI + 1) o NDVI = (NIR - rojo) / (NIR + rojo)

IPVI = Índice de Vegetación de porcentaje de Infrarrojo

Fue primero descrito por Crippen (1990). Este encontró que la resta del rojo en el numerador fue irrelevante, y propuso este índice como una forma de mejorar la velocidad de cálculo. Este esta restringido a valores entre 0 y 1, el

cual elimina la necesidad de establecer una firma para los valores de índice de vegetación. IPVI y NDVI son funcionalmente equivalentes y se relacionan uno con otro mediante la siguiente ecuación:

Ecuación: IPVI = (NDVI + 1) / 2 = NIR / (NIR + rojo)

DVI = Indice de diferencia de vegetación

Es atribuido en algunos artículos recientes a Richardson and Everitt (1992), pero aparece como VI (índice de vegetación) en Lillesand y Kiefer (1987).

Ecuación: DVI=NIR-rojo

PVI = Indice de vegetación perpendicular

Los primero que lo describieron fueron Richardson y Wiegand (1977). Puede ser considerado como una generalización del DVI para líneas de suelo de diferentes pendientes. PVI es sensitivo a variaciones atmosféricas (Qi, 1994), de esta forma, el comparar valores de PVI de diferentes fechas es riesgoso a menos que se realicen correcciones atmosféricas previamente.

Ecuación: PVI = sin(a) * NIR - cos(a) * rojo

donde: a es el ángulo entre la línea de suelo y el eje de infrarrojo cercano.

WDVI = Índice de Diferencia Ponderada de Vegetación

La cual fue introducida por Clevers (1988). Este tiene una relación a PVI similar a la relación entre IPVI y NDVI. WDVI es una versión matemáticamente mas simple de PVI, pero tiene un rango sin restricción. Así como PVI, WDVI es muy sensitiva a variaciones atmosféricas (Qi, 1994).

Ecuación: WDVI = NIR - g * rojo

donde: g es la pendiente de la línea de suelo.

Índices para minimizar la distorsión por suelo.

Diferentes tipos de suelos tienen diferentes tipos de reflectancia. Como se discutió anteriormente, todos los índices de vegetación suponen que existe una línea de suelo, donde hay una sola pendiente en el espacio rojo-Infrarrojo cercano. Sin embargo, existen casos en los que hay suelos con diferentes pendientes en la misma imagen. Además, si el supuesto a cerca de líneas de igual vegetación (paralelas o intersectando el origen) no es exactamente correcta, cambios en la humedad del suelo resultan en respuestas incorrectas para el índice de vegetación. El problema de distorsión por suelo es mas acentuado cuando la cobertura vegetal es baja. El siguiente grupo de índices intentan reducir la distorsión por suelo mediante la alteración del comportamiento de las líneas de igual vegetación.

Estos índices reducen la distorsión por suelo al costo de la reducción del rango dinámico del índice. Estos índices son ligeramente menos sensitivos a los cambios en cobertura vegetal que NDVI (pero más sensitivos que PVI) especialmente a niveles bajos. Estos índices son también mas sensitivos a variaciones atmosféricas que NDVI (pero menos que PVI), Qi (1994).

SAVI = Índice de Vegetación Ajustado por Suelo

Fue introducida por Huete (1988). El desarrollo inicial de este índice se basó en lecturas de hojas de cultivos de algodón y pastos con suelos claros y obscuros de fondo, y el factor de *ajuste* "L" fue encontrado mediante prueba y error hasta dar un índice igual de vegetación para ambos suelos. El resultado es un índice base-relación donde el punto de convergencia final no es el origen sino en el cuadrante negativo entre infrarrojo cercano y rojo, el cual causa que las isolíneas de vegetación sean más paralelas en el cuadrante positivo del infrarrojo cercano y rojo.

Huete (1988) presento una base teórica para este índice basado en transferencia radiante simple, de esta forma SAVI probablemente tiene una de las mejores referencias teóricas de índices de vegetación. Sin embargo, el desarrollo teórico dio un factor de corrección significativamente diferente para

índices de área foliar de 1 (0.5) que resultó del desarrollo empírico para el mismo índice de área foliar (0.75). Se encontró que el factor de corrección varía entre 0 para densidades muy altas a 1 para densidades muy bajas. El valor estándar típicamente usado en la mayoría de aplicaciones es 0.5 el cual es para densidades de vegetación intermedias.

SAVI = [(NIR - rojo) / (NIR + rojo + L)] * (1 + L)

donde: L es un factor de corrección el cual varia de 0 para coberturas de vegetación altas a 1 para coberturas de vegetación muy bajas. El valor comúnmente utilizado es 0.5 la cual es una cobertura de vegetación intermedia.

TSAVI = Índice de Vegetación Transformado Ajustado por Suelo

Fue desarrollado por Baret (1989), Baret y Guyot (1991). Supone que la línea de suelo tiene una pendiente e intersección arbitraria, y hace uso de estos valores para ajustar el índice de vegetación.

TSAVI = s * (NIR - s*rojo - a) / (a*NIR + rojo - a*s + X * (1 + s*s))

donde: a es la intersección de la línea de suelo, s es la pendiente de la línea de suelo, y X es un factor de ajuste para minimizar la distorsión por suelo (0.08 en la publicación original).

MSAVI = Indice de Vegetación Modificado Ajustado por Suelo

Desarrollado por Qi (1994). El factor de corrección utilizado esta basado en resultados de NDVI y WDVI. Esto significa que las líneas de igual vegetación no convergen en un solo punto.

MSAVI = [(NIR - rojo) / (NIR + rojo + L)] * (1 + L)

donde: L = 1 – 2 * s * NDVI * WDVI y s es la pendiente de la línea de suelo.

MSAVI2 = es la segunda versión de MSAVI.

En esta segunda versión Qi (1994), elimino la necesidad de precalcular WDVI y NDVI, así como la búsqueda de la línea de suelo.

MSAVI2 = (1/2) * (2*(NIR + 1) - sqrt((2*NIR + 1)^2 - 8 * (NIR - rojo)))

donde: ^2 significa elevar al cuadrado el valor y sqrt( ) es el operador de raíz cuadrada.

Por lo anteriormente expuesto, en el presente trabajo de investigación el Indice de Vegetación utilizado es el **NDVI**, ya que es el que ofrece:

- Mejor rango dinámico.
- Mejor sensibilidad a cambios de cobertura vegetal.
- Moderadamente sensitivo a los tipos de suelo.
- Reduce moderadamente efectos atmosféricos.

Ecuación: NDVI = (((NIR - rojo) / (NIR + rojo)) + 1) * 127

Análisis de Componentes Principales

Un segundo método de evaluación de la cobertura vegetal lo constituye el Análisis de Componentes Principales (PCA). El cual es considerado como un método de compresión de datos, ya que permite compactar datos redundantes en unas pocas bandas, esto es, que la dimensionalidad de los datos es reducida. Las bandas derivadas del análisis de componentes principales son independientes, no se correlacionan y son mas fáciles de interpretar que los datos origen (Jensen, 1996 y Faust, 1989).

Varios estudios han demostrado la utilidad de esta técnica (Byrne, 1980; Fung y LeDrew, 1988; Muchoney y Haack, 1994; Coppin y Bauer, 1996; Macleod y Congalton, 1998).

Tasseled Cap

Otro método utilizado recientemente es el de Tasseled Cap, el cual permite visualizar diferentes bandas de una imagen multiespectral en un espacio N-dimensional definido, donde N es el número de bandas. Cada píxel posicionado de acuerdo a sus valores numéricos en cada banda es ubicado en el espacio N-dimensional. Esta distribución de píxeles es determinada por el espectro de absorción/reflección de los materiales en la imagen. Esta agrupación de píxeles es denominada estructura de datos. (Crist y Kauth, 1986).

Esta técnica ofrece optimización datos de observación para estudios de vegetación. Esta técnica genera tres ejes principales de estructura de datos las cuales definen información de vegetación (Crist, 1986; Crist y Kauth, 1986):

- Brillantez – la cual es una sumatoria ponderada de todas las bandas, definida en dirección de la principal variación de reflectancia de suelo.
- Verdor – la cual es ortogonal a la brillantez, un contraste entre las bandas del infrarojo cercano y visibles. Fuertemente relacionado con la cantidad de vegetación verde en la escena.
- Humedad – relacionada con la humedad del follaje y del suelo (Lillesand y Kiefer, 1987).

El cálculo y dimensionalidad del resultado depende del tipo de sensor que se este utilizando, por ejemplo para Landsat 7 ETM+ (6 bandas):

Brillantez = 0.3561 (TM1) + 0.3972)(TM2) + 0.3904 (TM3) + 0.6966 (TM4) + 0.2286 (TM5) + 0.1596 (TM7)

Verdor = -0.3344 (TM1) - 0.3544 (TM2) - 0.4556 (TM3) + 0.6966 (TM4) - 0.0242 (TM5) - 0.2630 (TM7)

Humedad = 0.2626 (TM1) + 0.2141 (TM2) + 0.0926 (TM3) + 0.0656 (TM4) - 0.7629 (TM5) - 0.5388 (TM7)

Bruma = 0.0805 (TM1) - 0.0498 (TM2) + 0.1950 (TM3) - 0.1327 (TM4) + 0.5752 (TM5) - 0.7775 (TM7)

Una de las principales desventajas encontradas en las técnicas de índices, es que diferentes tipos de vegetación o uso de suelo, pueden registrar valores iguales o viceversa, dependiendo de la fecha del año, la fenología de la vegetación, la densidad de la misma, o el uso dado. Por tal motivo, en el presente trabajo solo serán utilizados los índices de vegetación para inferir la densidad de cobertura vegetal.

Evaluación multitemporal

Cambios en la cobertura vegetal o biomasa pueden ser detectados mediante el análisis de los valores de NDVI de fechas diferentes (NDVI diferencial) (Hayes y Sader, 2001). A mayor valor de NDVI, mayor densidad, biomasa o cobertura vegetal.

Este tipo de análisis puede realizarse principalmente de dos formas:

1.- mediante la comparación de dos o más coberturas de uso de suelo y vegetación, evaluando las diferencias de geometría área entre clases. A partir de dos coberturas temáticas digitalizadas o derivadas de la clasificación de imágenes de satélite.

2.- mediante la comparación directa de imágenes o índices de imágenes, para posteriormente interpretar y clasificar los tipos de cambios.

ANEXO IV

Modelación Hidrológica.

El escurrimiento no puede ser medido directamente mediante técnicas de sensores remotos. Sin embargo, existen dos grandes áreas donde los sensores remotos pueden ser utilizados en modelación hidrológica y de escurrimientos:

1. en la determinación de la geometría de cuencas y subcuencas, red de drenaje, y otra información para modelos hidrológicos distribuidos y para picos de flujo empíricos, escurrimiento anual o ecuaciones de flujo mínimo.
2. proveer datos de entrada tales como humedad del suelo o la determinación de tipos de uso de suelo que son utilizados para definir coeficientes de escurrimiento.

El formato raster de sensores remotos lo hace ideal para integrarse a sistemas de información geográfica y determinar de forma específica la ubicación de las coberturas de suelo dentro de la cuenca.

Los factores meteorológicos que afectan el escurrimiento son:

- Tipo de precipitación
- Intensidad
- Cantidad
- Duración
- Distribución sobre la cuenca
- Dirección de movimiento
- Precipitaciones previas y humedad del suelo
- Otras condiciones climáticas y meteorológicas que afectan la evapotranspiración, tales como temperatura, viento, humedad relativa y estación.

Las características que afectan el escurrimiento son:

- Uso de Suelo
- Cobertura Vegetal
- Tipo de Suelo
- Área de Drenaje
- Forma de la Cuenca
- Elevación
- Pendiente

Una de las primeras aplicaciones de sensores remotos en modelación hidrológica mediante imágenes Landsat, fue utilizado para estimar coeficientes de escurrimiento en áreas rurales y urbanas por Jackson (1977). El tipo de vegetación y uso de suelo es una característica importante en el proceso de escurrimiento que afecta la infiltración, erosión y evapotranspiración. La mayoría de los trabajos en la adaptación de sensores remotos a modelación hidrológica ha involucrado el modelo numérico de curva de escurrimiento del servicio de conservación de suelos (Departamento de Agricultura de Estados Unidos de Norteamérica, 1972) para el cual la información de sensores remotos es utilizado como un substituto de los mapas de cobertura de suelo obtenidos por métodos tradicionales. (Jackson, 1977 y Bondelid, 1982).

La cantidad y calidad del agua aprovechable depende de las condiciones climáticas, edáficas, topográficas, tipo de vegetación y del manejo que realiza el hombre a los recursos naturales. Lo anterior plantea la necesidad de efectuar una caracterización integral que permita definir lo que técnicamente es posible realizar en ella, desde el punto de vista de las prácticas de uso de suelo para definir las prescripciones más adecuadas en la administración de los recursos naturales contenidos, para lo cual el agua se convierte en el elemento íntegrador del estudio (Sánchez, 1987).

En la actualidad, es necesario considerar la cuenca hidrográfica como la unidad de planeación forestal, la cual representa el marco restrictivo de la producción maderable así como el monitoreo del impacto causado a otros recursos.

De esta manera, la cuenca hidrográfica en sí misma (o cada una de las subdivisiones hidrológicas) es base fundamental para la planificación del uso de la tierra. Específicamente, el uso de la tierra en cada porción de la cuenca hidrográfica se determina con respecto a sus consecuencias para otras porciones. Sin embargo, las unidades de tierra sobre las cuales se basa tal definición, usualmente se escogerán de acuerdo con pendiente, suelo, vegetación, etc. Solamente cuando se evalúan específicamente las consecuencias sobre el flujo hidrológico, las cuencas tributarias (cuencas de primer orden o submicrocuencas) serán las unidades de tierra apropiadas.

Indice de Compacidad

La forma de la cuenca es importante para conocer la conjunción del escurrimiento de una corriente o el tiempo de concentración de la avenida. Cuanto más se acerque la forma circular, más rápidamente se concentrarán las aguas hacia el lecho del río y por lo tanto, la avenida será mayor. La forma de la cuenca más frecuente es la que tiene forma de hoja de parra y puede ser más o menos alargada, sin embargo, los índices de compactación nos pueden proporcionar una idea más objetiva de lo anterior (Sánchez, 1987).

Este índice será mayor o igual a 1, de manera que entre más próximo este a la unidad, la forma de la cuenca se aproximará más a la forma de un círculo. Es decir, si el índice de compacidad presenta valores mayores que la unidad, la cuenca será alargada y tendrá forma circular a medida que el índice de compacidad se aproxime a la unidad. Por lo tanto, a medida que la cuenca tiende a ser redonda, aumenta la peligrosidad de la misma, porque las distancias relativas de los puntos de la divisoria con respecto a uno central, no presentan diferencias mayores y el tiempo de concentración se hace menor, por consecuencia, mayor será la posibilidad de que las ondas de crecidas sean continuas (Sánchez, 1987).

Tomando como base el Modelo Digital de Elevación (MDE) se elaboró un Modelo Hidrológico, el cual es un proceso constituido por varias etapas:

1. Para realizar de forma adecuada una modelación hidrológica, el MDE debe de ser revisado, ya que existen celdas cuyo valor presenta inconsistencias (errores) de valor, debido principalmente a la resolución espacial y por redondeos de valores enteros.(Hutchinson, 1988) Esto genera un conjunto de pequeñas depresiones y crestas que deben de ser corregidas para asegurar la adecuada delimitación y trazo de cuencas (o áreas de captación) y cauces. De lo contrario, los cauces modelados presentarían una red de drenaje segmentada (discontinua) y la delimitación de cuencas sería imposible, esto se logra mediante la aplicación del algoritmo FILL del módulo GRID de Arc/Info 7.0.2®.
2. A partir del MDE corregido, se determina la dirección de los escurrimientos para cada celda, esto es, en que dirección se movería el agua captada en dicha celda. Es un proceso que utiliza las mismas bases con las que se calcula la orientación de las pendientes o exposición.

3. Una vez determinada la dirección de flujo, se procede a calcular el flujo acumulativo para cada celda. Esto puede ser calculado de varias formas dependiendo de los objetivos de modelación:

   a).- Si el valor asignado a cada una de las celdas de la cuenca es igual a 1, se puede contabilizar el número de celdas tributarias "aguas arriba" para cada celda. Este es el proceso más simple del algoritmo.

   b).- Si el valor asignado a cada una de las celdas es igual a la superficie de la celda misma (m^2), se puede contabilizar la superficie tributaria "aguas arriba" para cada celda. Para esta alternativa del algoritmo, es necesario agregar la constante de superficie por celda.

   c).- Si se desea calcular el volumen total de escurrimiento superficial para cada celda, es necesario calcular el escurrimiento neto en m^3. En esta otra alternativa del algoritmo, es necesario agregar el valor de escurrimiento neto promedio de toda la cuenca (asumiendo que es

uniforme), o una cobertura raster con el valor de escurrimiento neto para cada celda en particular, dependiendo de las características particulares de cada sitio. Este proceso calcula el total de "escurrimiento" que pasa por cada celda siguiendo la dirección de flujo.

Para la realización de este ultimo inciso, se tomó como base la subcuenca del Río Baluarte, se delimitó su área de captación y se revisó la informaci[on registrada en la carta hidrológica de aguas superficiales F13-2, escala 1:250,000 de INEGI, referente a los datos de las estaciones meteorológicas e hidrométricas contenidas en dicha área.

Con base en esta información, se calculó el promedio de precipitación media anual en la cuenca, así mismo se definió y calculó a partir de la modelación hidrológica la superficie total de la cuenca. Multiplicando la superficie calculada de la cuenca, por la precipitación media anual se obtuvo el volumen promedio de lluvia captada, el cual se comparó con el volumen medio anual drenado para determinar el coeficiente medio de escurrimiento de la cuenca

Una vez definido el coeficiente de escurrimiento de la subcuenca del Río Baluarte y con el objetivo de modelar los volúmenes de escurrimiento medio anual para cada cuenca, subcuenca, microcuenca, submicrocuenca y celda dentro del ejido Pueblo Nuevo, se modeló la cantidad y distribución de la precipitación media anual utilizando la información temática de isoyetas (Hutchinson, 1993), misma que fue interpolada y transformada a formato raster mediante el algoritmo TOPOGRIG, resultando en una matriz con valores de precipitación media anual gradados de forma continua, con el mismo número de columnas y renglones a los modelos digitales de elevación y a las imágenes Landsat.

Los valores de precipitación media anual modelados para cada píxel fueron convertidos de milímetros a metros y multiplicados por la superficie en metros cuadrados (225 m^2), para de esta forma calcular el volumen de precipitación media anual captada en metros cúbicos en cada píxel.

El siguiente paso es determinar el coeficiente de escurrimiento, esto es, el porcentaje del agua captada por unidad de área (píxel) que no es infiltrada en el suelo y escurre superficialmente a otros puntos de la cuenca.

Diversos autores sobre temas hidrológicos han desarrollado tablas de escurrimiento (Chow, 1988). En su mayoría dichas tablas ponen especial énfasis en el uso de suelo y cobertura vegetal existente, como el factor de mayor influencia en las ecorrentías.

Dado que los valores climáticos e hidrométricos datan de 1973, se trabajó con la imagen Landsat-MSS de 1973, la cual fue recortada, extrayendo sólo el área de la subcuenca del Río Baluarte y se calculó el Indice de Diferencia Normalizada de Vegetación para dicha zona, como indicador de la densidad de cobertura vegetal, dada su importancia en el proceso de escurrimiento pues afecta la infiltración, erosión y evapotranspiración. Posteriormente se compararon los valores de dicho índice, con los que se presentan en la tabla 18, para determinar la ecuación polinominal de ajuste, de tal forma que el máximo valor de NDVI coincida con un índice de escurrimiento de 0.20 (el mínimo para áreas boscosas), el valor promedio de NDVI coincida con el índice de escurrimiento medio para toda la cuenca, y el mínimo valor de NDVI coincida con un índice de escurrimiento de 0.99 (en las laderas rocosas de escasa vegetación).

La ecuación de ajuste calculada fue aplicada a los valores de NDVI que cubren la totalidad del ejido Pueblo Nuevo, resultantes de las imágenes Landsat MSS de 1973 y Landsat-ETM+ de 2000. Y de esta forma obtener los índices de escurrimiento para el área de estudio en las dos fechas.

Estos índices fueron aplicados a los valores de escurrimiento potencial o volumen medio anual captado calculado en cada píxel y así determinar el valor de escurrimiento neto por píxel en metros cúbicos., para a continuación aplicar el algoritmo de flujo acumulado.

Posteriormente se realizó la definición de cauces, seleccionando las celdas cuyo valor de flujo acumulativo fue mayor a una constante predeterminada según el grado de detalle de la red hidrológica de cauces a generar (Hutchinson, 1989).

La red de cauces utilizada para la determinación de cuencas, subcuencas, microcuencas y submicrocuencas, se basó en la hidrología superficial trazada sobre cartas de INEGI, escala 1:250,000. Para lo cual se sobrepuso la información vectorial de cauces sobre la matriz de flujo acumulado y determinar la constante.

Una vez definida la red de cauces para la determinación de cuencas, subcuencas, microcuencas y submicrocuencas, se procedió a localizar los puntos de intersección de cauces. Estos puntos son utilizados por el sistema para identificar los segmentos que componen la red hidrológica (figura 104).

Este algoritmo fue utilizado para asignar a cada segmento de la red hidrológica el número de orden, según el criterio de Strahler in 1952, "El orden de cauce solo se incrementa cuando cauces del mismo orden se intersectan" (figura 105). Para finalizar la modelación hidrológica de cauces, se transforma la información de formato raster a vector, en este proceso cada segmento de cauce raster limitado por sus intersecciones se transforma en un arco, el cual contiene la información de número de orden y se genera su topología.

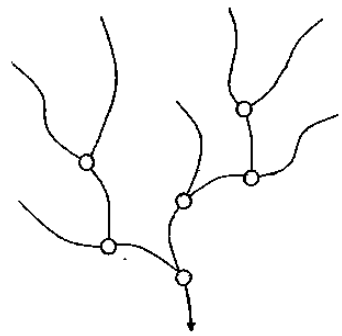

Figura 104. Esquema de ubicación de sitios de intersección de cauces.

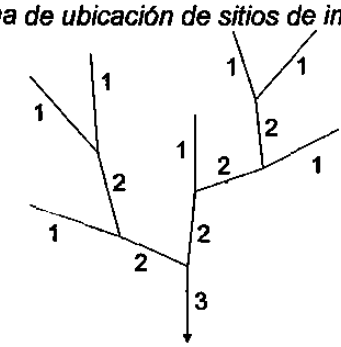

Figura 105. Esquema de asignación de órdenes hidrológicos.

Para el proceso de delimitación de cuencas, el algoritmo analiza la dirección de flujo para encontrar todas las celdas incluidas en la misma área de captación, la cual es creada localizando los puntos más bajos (cuellos de cuenca o puntos de desfogue) que se encuentran en los límites del área analizada. Solo es necesario el dato de dirección de flujo, calculado previamente.

Para definir las submicrocuencas o área de contribución de cada segmento de cauce (por arriba de los puntos de intersección), se utilizaron los datos de dirección de flujo e intersecciones definidos anteriormente (figura 106).

Adicionalmente se calculó la distancia de cada píxel a la salida de cada subcuenca dentro del área de estudio, con el objetivo de determinar la distancia que los volúmenes de agua deben de recorrer siguiendo la red de cauces y de esta forma calcular el tiempo de concentración, así como generar los hidrogramas. Esta red de cauces posteriormente será utilizada para la definición de zonas de segregación de aprovechamientos dentro de subrodales.

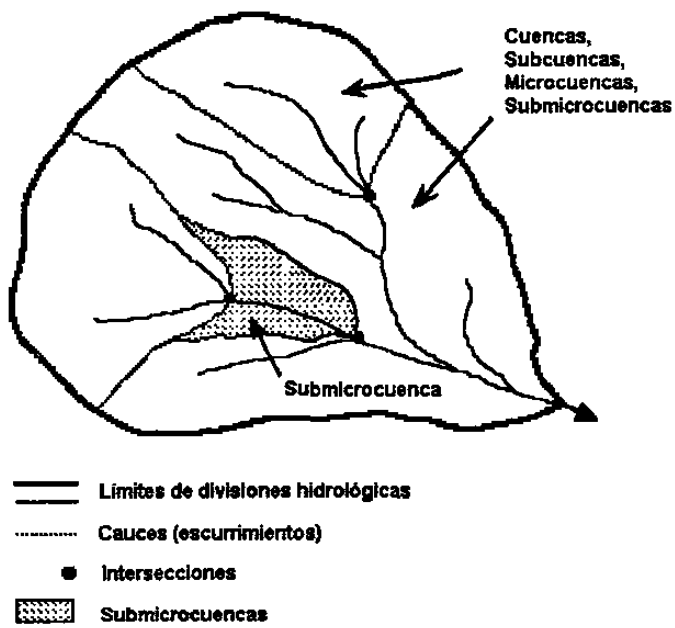

Figura 106. Esquema del proceso para delimitar áreas de captación (submicrocuencas).

A continuación en la figura 107 se muestra de forma esquemática los procesos aplicados a la información topográfica digital para la elaboración de los diferentes modelos.

Información Topográfica vectorial escala 1:50,000

- Modelo Digital de elevación
- Modelo de Pendientes
- Modelo de Exposiciones
- Modelos de Iluminación
- Modelo Hidrológico
  - Modelo topográfico corregido
  - Dirección de flujo
  - Escurrimiento potencial
  - Escurrimiento real
  - Escurrimiento neto
  - Flujo acumulativo
  - Red de escurrimientos
  - Intersección de cauces
  - Ordenes hidrológicos
  - Red de cauces
  - Delimitación de áreas de captación

Figura 107. Esquema de información derivada a partir de topografía